

Научная статья
УДК 303.732.4:510.644.4

Развитие использования инструментария fuzzy logic в сфере анализа и управления финансовой деятельностью предприятия

Александр Сергеевич Алеников ^{1✉}, Анна Сергеевна Соболева ²

^{1,2}*Кубанский государственный университет, Краснодарский край, Краснодар, Россия*

¹*as9882@mail.ru[✉], ²soboleva_a7@mail.ru*

Аннотация. Исследован потенциал применения инструментария системного анализа и управления, в частности использование инструментов fuzzy logic в финансовой сфере. Проанализированы границы использования применения методов нечеткой логики. Авторы производят исследование потенциала применения нечеткой логики на следующих примерах: при проведении процедуры кредитного скоринга, анализе инвестиционного проекта, в частности при определении чистого приведенного дохода, оценке рисков проекта, скоринга акций, формирования и оптимизации фондового портфеля, анализе доходности портфеля.

Ключевые слова: нечеткие множества, fuzzy logic, кредитный скоринг, чистый приведенный доход, скоринг акций, финансовый портфель

Original article

Development of the use of fuzzy logic tools in the field of analysis and management of financial activities of the enterprise

Aleksandr S. Alenikov ^{1✉}, Anna S. Soboleva ²

^{1,2}*Kuban State University, Krasnodar region, Krasnodar, Russia*

¹*as9882@mail.ru[✉], ²soboleva_a7@mail.ru*

Abstract. The paper explores the potential of using system analysis and management tools, in particular the use of fuzzy logic tools in the financial sector. The limits of using fuzzy logic methods are analyzed. The authors study the potential of using fuzzy logic in the financial sphere using the following examples: when conducting a credit scoring procedure, when analyzing an investment project, in particular, when determining net present income, assessing project risks, scoring stocks, forming and optimizing a stock portfolio, analyzing portfolio profitability.

Keywords: fuzzy sets, fuzzy logic, credit scoring, net present income, stock scoring, financial portfolio

На современном этапе предприятиям все более остро требуются дополнительные инструменты анализа и управления их финансовой деятельностью. Нынешние условия осуществления деятельности вышли за рамки классического инструментария, в результате чего и аналитическим и бизнес-сообществом артикулируется запрос на изыскание дополнительных инструментов, ранее в финансовой сфере не использовавшихся (кибернетика, нечеткие множества, системный анализ, методы искусственного интеллекта

и др.). Бурное развитие финансового сектора определяет потребность не только в прикладных, но и новых теоретических обоснованиях исследуемых явлений. В связи с этим представляется актуальным использование инструментария нечетких множеств (fuzzy logic).

Цифровизация активно входит во все сферы нашей жизни, и финансовый сектор не стал исключением. Один из ключевых инструментов цифровой трансформации – искусственный интеллект. Его главной проблемой является неясность выполняемых действий, невозможно изучить и проверить структуру принимаемых решений. Разумным компромиссом между эффективностью и сложностью являются алгоритмы нечеткой логики – fuzzy logic, работающей с моделями, где существует неточность, неопределенность и неполнота входных данных. Основное преимущество – прозрачность выполняемых операций, а также хорошо развитый математический аппарат, перекладываемый на цифровые методы.

Fuzzy logic в финансовой сфере используют для оценки эффективности и риска инвестиций, где в качестве эффективности принимают NPV , посчитанный в нечетком выражении; в скоринге акций, позволяющем ранжировать акции по их инвестиционной привлекательности с помощью шести этапов с введением терм-множеств лингвистических переменных для входных и выходных данных; кредитном скоринге, оценивающем потенциального заемщика по одной из двух основных систем – дескриптивной или аппроксимационной; с целью оптимизации фондовых портфелей на основе нечеткого представления модели Марковица; оценки доходности и риска акций и паев взаимных фондов, где решение сводится к нахождению максимума нормального распределения, записанного с помощью критерия правдоподобия; оценки доходности и риска ценных бумаг с фиксированным доходом, где решение сводится к анализу котировок бумаг на рынке и рассмотрению двух составляющих цены – тренда и шума. Гигантские сдвиги в использовании инструментария fuzzy logic наблюдаются и в алгоритмизации программных

комплексов для выявления и противодействия мошенничеству в режиме реального времени, которое стало возможным благодаря системе Smart fraud detection.

Для того чтобы оценить эффективность того или иного инвестиционного проекта, необходимо располагать различными данными, часть которых находится в состоянии неопределенности [1], что обуславливает возникновение рисков и шансов. Под риском понимают негативное отклонение от цели, а под шансом, наоборот, положительное. Прежде чем приступить к анализу подходов, разграничим понятия вероятности и возможности. Под вероятностным распределением понимают события, носящие статистический характер. Если таковой отсутствует, ориентируемся на экспертные ожидания и работаем с возможностью. Эти ожидания выражаются не только количественно, но и качественно.

Одним из способов учета неопределенности является так называемый минимаксный подход. Здесь инвестор работает со сценариями с минимальной и максимальной эффективностью. Инструментом для реализации данного подхода является нечеткая логика. Инструментарий fuzzy logic в данном случае активно применяется в банковской сфере, в частности при проведении операций кредитного скоринга [2].

В общем случае справедливо выражение $\text{Risk} = \text{Poss} \{ \text{Эффективность} < \text{Норматив} \}$, где Poss – возможность, норматив представляет определенный проектный уровень, а в качестве эффективности чаще всего берут чистую современную ценность проекта NPV :

$$NPV = -I + \sum_{i=1}^N \frac{\Delta V_i}{(1+r)^i} + \frac{C}{(1+r)^{N+1}}, \quad (1)$$

где I – стартовый объем инвестиций, N – число плановых периодов инвестиционного процесса, ΔV_i – оборотное сальдо поступлений и платежей в i -м периоде, r_i – ставка дисконтирования, C – ликвидационная стоимость чистых активов.

Инвестиции признаются эффективными только тогда, когда $NPV < G$, где G это проектный уровень. Самый распространенный случай $G = 0$.

Однако если все параметры в уравнении NPV обладают неполнотой или нечеткостью, мы начинаем работать с нечеткими числами треугольного вида. Задаем их с помощью трех значимых точек: минимум, вершина, максимум [3]. Минимум и максимум будут давать интервал параметра, а в вершине – максимум принадлежности нечеткого числа, т. е. $\mu(x) = 1$. Инвестор будет работать с треугольным числом $X = (X_{\min}, av, X_{\max})$.

Функция принадлежности в общем виде задается уравнением

$$f(x) = \begin{cases} 0, X \leq X_{\min} \\ \frac{X - X_{\min}}{av - X_{\min}}, X_{\min} \leq X \leq av \\ \frac{X_{\max} - X}{X_{\max} - av}, av \leq X \leq X_{\max} \\ 0, X_{\max} \leq X \end{cases} \quad (2)$$

Для нахождения NPV в условиях неопределенности будем использовать сегментный способ [4]. Получим интервалы достоверности для каждой переменной: $[I1, I2]$, $[ri1, ri2]$, $[\Delta V1, \Delta V2]$, $[C1, C2]$. Тогда получим формулу для расчета

$$[NPV1, NPV2] = (-)[I1, I2] (+) \left[\frac{\Delta V1}{(1+r2)^i}, \frac{\Delta V2}{(1+r1)^i} \right] \left[\frac{C1}{(1+rN+1,2)^{N+1}}, \frac{C2}{(1+rN+1,1)^{N+1}} \right];$$

$$[NPV1, NPV2] = [-I2 + \sum_{i=1}^N \frac{\Delta V1}{(1+r2)^i} + \frac{C1}{(1+rN+1,2)^{N+1}}, -I1 + \sum_{i=1}^N \frac{\Delta V2}{(1+r1)^i} + \frac{C2}{(1+rN+1,1)^{N+1}}] \quad (3)$$

Данную задачу удобно рассматривать в графическом виде, поэтому отобразим на графике функции принадлежности μ_{NPV} и μ_G для критерия NPV и норматива G соответственно (рис. 1).

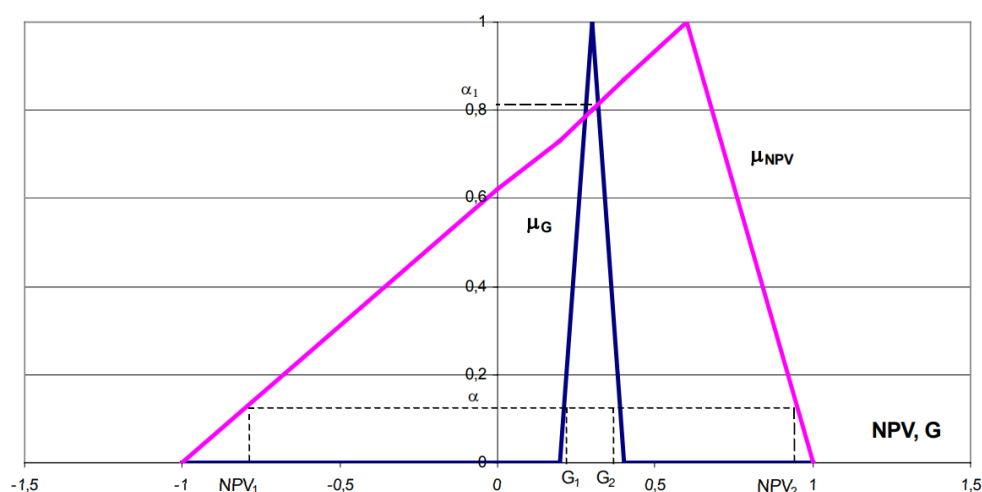


Рис. 1. Принадлежности ФП для NPV и G .

Figure 1. AF accessories for NPV and G .

Функции принадлежности пересекаются в точке α_1 , поэтому выберем произвольную точку α и определим соответствующие интервалы $[NPV1, NPV2]$ и $[G1, G2]$. При $\alpha > \alpha_1$ $NPV1 > G2$, интервалы не пересекаются. Это говорит о том, что риск неэффективности равен нулю и проект абсолютно эффективен. Данный уровень называют верхней границей зоны риска.

Если $0 < \alpha < \alpha_1$, то интервалы пересекаются. Можно выделить зону неэффективных инвестиций (рис. 2). Здесь $NPV = NPV_1 = NPV_2$, $G = G_1 = G_2$.

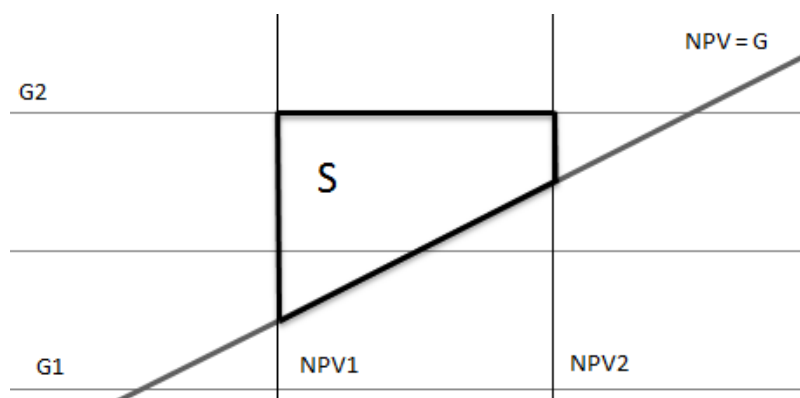


Рис. 2. Зона неэффективности проекта.

Figure 2. Project inefficiency zone.

Площадь фигуры S представляет зону неэффективности проекта. Если говорить про степень риска инвестиций проекта $f(\alpha)$, то это есть не что иное, как геометрическая вероятность попадания точки (NPV, G) в зону неэффективных инвестиций:

$$f(\alpha) = \frac{S}{(G2 - G1)(NPV2 - NPV1)} \quad (4)$$

Получим значение степени риска неэффективности проекта

$$\text{Risk} = \int_{-\infty}^{\alpha} f(\alpha) d\alpha \quad (5)$$

В частном случае, когда норматив G точно известен, функция $f(\alpha)$ принимает следующие значения:

$$f(\alpha) = \begin{cases} 0, G < NPV_1 \\ \frac{G - NPV_1}{NPV_2 - NPV_1}, NPV_1 < G < NPV_2 \\ 0, G > NPV_2 \end{cases} \quad (6)$$

Чтобы грамотно выполнить оценку риска, необходимо иметь два значения обратной функции принадлежности. В качестве первого возьмем G по определению верхней границы α_1 , а второе обозначим G' . Введем обозначения интервала параметра $[NPV_{\min}, NPV_{\max}]$ и вершины треугольного числа $\overline{NPV}$. Степень инвестиционного риска будет следующей:

$$V\&M = \begin{cases} 0, G < NPV_{\min} \\ R(1 + \frac{1 - \alpha_1}{\alpha_1} \ln(1 - \alpha_1)), NPV_{\min} \leq G \leq \overline{NPV} \\ 1 - (1 - R)(1 + \frac{1 - \alpha_1}{\alpha_1} \ln(1 - \alpha_1)), \overline{NPV} \leq G < NPV_{\max} \\ 1, G \geq NPV_{\max} \end{cases} \quad (7)$$

Степень риска получим в зависимости от того, какое значение примет G . Рассмотрим три случая.

1. $G = NPV_{\min}$. Предельно низкий риск. $V\&M$ станет равным 0, как и параметры R и α_1 .

2. $G = NPV$. Средний риск. Здесь параметр $\alpha_1 = 1$, а $R = \frac{\max - NPV}{\max - \min}$, тогда

$$V \wedge M = \frac{\max - NPV}{\max - \min}$$

3. $G = NPV_{\max}$. Предельно высокий риск.

Степень риска может принимать значения в интервале от 0 до 1. Каждый инвестор может самостоятельно ввести лингвистическую переменную “Степень риска” со своим терм-множеством значений, например {“Очень низкая”, “Низкая”, “Средняя”, “Высокая”, “Очень высокая”}. Инвестор может описывать нечеткие подмножества, задавая функцию принадлежности $\mu(V\&M)$.

Алгоритмы нечетких множеств так же активно развиваются в кредитном скоринге. Когда инвестор решает приобрести фондовый портфель, он хочет, чтобы в будущем портфель приносил максимум доходности при допустимых рисках. Для этого на этапе его формирования необходимо провести грамотную оценку акций, которую называют скорингом, что позволяет ранжировать акции по их инвестиционной привлекательности, а также построить стратегии по дальнейшим инвестициям.

Существует несколько основных систем скоринга акций, пользующихся правилами четкой логики. Несмотря на доступность и привлекательность систем, у каждой имеется ряд недостатков. Так, ни одна система не учитывает тип инвестора, специфику рынка, характер отрасли, хотя эти факторы оказывают существенное влияние на будущий портфель. Для решения данной проблемы мы будем использовать алгоритмы и механизмы нечеткой логики [5].

Выделим шесть основных этапов в дальнейшей работе.

Этап 1. Анализ рынка акций выбранного сектора

Если мы решили приобрести акции определенного сектора, необходимо провести анализ рынка, которому этот сектор принадлежит. Инвестор оценивает общее настроение рынка, делает прогнозирование, выделяет основные параметры, на которые в дальнейшем следует обращать особое внимание. По результатам анализа принимается решение о переходе к рассмотрению непосредственно сектора рынка.

Этап 2. Отраслевой анализ

На этом этапе мы предполагаем, что весь необходимый анализ уже проведен и получены различные портфели, в которые попадают выбранные отрасли. Их и будем анализировать по различным экономическим показателям, таким как Value – капитализация компании; $Rev\ g$ – рост продаж за год; $Net\ Inc\ g$ – рост чистого дохода за год; $Cash\ Flow\ g$ – рост денежного потока за год; ROE – чистые годовые доходы в расчете на одну акцию; ROIC – отношение чистых годовых доходов к активам; $Tot\ D/Eq$ – отношение задолженности компании к ее рыночной капитализации; P/E – отношение цены к чистым доходам на одну акцию; P/S – отношение цены к продажам в расчете на одну акцию.

Этап 3. Выбор показателей для оценки

Для дальнейшей работы мы можем ограничиться только несколькими показателями без потери эффективности результата. Выберем пять основных

значений, а также ранжируем их по значимости: P/E , Value, Rev.g, ROIC, Tot D/Eq. Установим предпочтения одних критериев другим, например:

$$1 \geq 2 > 3 = 4 = 5.$$

Этап 4. Нечеткая классификация значений выбранных показателей

Переходим к работе с нечеткими условиями. Для начала необходимо ввести лингвистическую переменную “Уровень показателя X ” с терм-множеством “Очень низкий (ОН)”, “Низкий (Н)”, “Средний (С)”, “Высокий (В)”, “Очень высокий (ОВ)” [6]. Далее для каждого из показателей, определенных в п. 3, установим нечеткое соответствие со значениями лингвистической переменной. Представим получившуюся нечеткую классификацию в табл. 1.

Таблица 1. Нечеткая классификация параметров.

Уровень	Диапазон значений					
	P/E для Value		Value	Rev.g	ROIC	Tot D/Eq
	< 1 млрд	> 1 млрд				
ОН	30–∞	45–∞	0–100	<0	<0	>1
Н	20–30	30–45	100–500	0–15%	0–10%	0,4–1
СР	10–20	20–30	500–3000	15–30%	10–20%	0,15–0,4
В	5–10	10–20	3000–10000	30–40%	20–30%	0,05–0,15
ОВ	2–5	5–10	> 10000	>40%	>30%	0–0,05

Этап 5. Ранжирование показателей

Переходим к оценке интересующих нас компаний по каждому из пяти критериев, продолжая работать с введенной выше лингвистической переменной. Мы воспользуемся нечетким параметром μ – функцией принадлежности, чтобы определять степень принадлежности параметра к каждому нечеткому элементу терм-множества.

Этап 6. Комплексная оценка

Введем еще одну лингвистическую переменную “Оценка акции” с терм-множеством “Очень низкая (ОН)”, “Низкая (Н)”, “Средняя (С)”, “Высокая (В)”, “Очень высокая (ОВ)”. Для описания новой лингвистической переменной введем действительную переменную $OA \in [0; 1]$. Результат представим в табл. 2.

Таблица 2. Функции принадлежности нечетких множеств.

Значение OA	OH	H	$Ср$	B	OB
0–0,15	1	0	0	0	0
0,15–0,25	$(0,25-OA)/10$	$(OA-0,15)/10$	То же	То же	То же
0,25–0,35	0	1	»	»	»
0,35–0,45	То же	$(0,45-OA)/10$	$(OA-0,35)/10$	»	»
0,45–0,55	»	0	1	»	»
0,55–0,65	»	То же	$(0,65-OA)/10$	$(OA-0,55)/10$	»
0,65–0,75	»	»	0	1	»
0,75–0,85	»	»	То же	$(0,85-OA)/10$	$(OA-0,75)/10$
0,85–1	»	»	»	0	1

Введем еще одну лингвистическую переменную “Рекомендация к покупке” с собственным терм-множеством, свидетельствующим о возможности покупки данной бумаги. Устанавливаем соответствие двух последних лингвистических переменных. Будем учитывать основные пять критериев, значение OA для каждого предприятия, а также значения лингвистических переменных “Оценка акции” и “Рекомендация к покупке”. Значение OA рассчитаем по формуле

$$OA = \sum_{j=1}^M a_{jy}j \quad (8)$$

Нечеткие множества активно используются и при формировании фондового портфеля. В данном случае инвестор руководствуется одновременно двумя принципами: получить максимальную доходность и не превысить допустимые риски неэффективности инвестиций [7]. Классической моделью оптимизации портфеля является модель по Г. Марковицу.

Мы предполагаем, что портфель содержит N ценных бумаг, каждую из которых можно описать пятью параметрами: W_{i0} – начальная цена одной бумаги перед помещением в портфель; n_i – число бумаг; S_{i0} – начальные инвестиции ($S_{i0} = W_{i0} \cdot n_i$); r_i – ожидаемая доходность бумаги; S_i – стандартное отклонение от ожидаемой средней доходности.

Здесь мы будем понимать риски как степень колеблемости ожидаемого дохода. Данный портфель описывается статистически связанными случайными

величинами, а также имеет нормальный закон распределения с параметрами $(W_{i0}(1 + r_i), \sigma_i)$.

Тогда ожидаемая доходность может быть найдена по формуле $r = \sum_{i=1}^N x_i r_i$, а стандартное отклонение

$$\sigma = \left(\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N x_i x_j \rho_{ij} \sigma_i \sigma_j \right)^{\frac{1}{2}}. \quad (9)$$

Для управления данным портфелем необходимо максимизировать ожидаемую доходность, $r \rightarrow \max$ при условии, что $S = \text{const}$.

Однако на практике наши данные зачастую не соответствуют всем условиям модели по Марковицу [8]. Мы не можем говорить о статистической однородности выборки и, как следствие, о корреляции между процессами. Поэтому инвесторы начинают выражать связь не с помощью цифр, а с использованием лингвистических переменных, которые являются основой для алгоритмов нечеткой логики.

Исходя из вышесказанного запишем формулы в нечетком виде, приводя к треугольному виду аналогично действиям первого раздела. Доходность по i -й бумаге $r = (r_{i1}, r, r_{i2})$. Тогда доходность по всему портфелю: $r = (r_{\min}, r, r_{\max})$,

$$\text{где } r_{\min} = \sum_{i=1}^N x_i r_{i1}, \bar{r} = \sum_{i=1}^N x_i \bar{r}, r_{\max} = \sum_{i=1}^N x_i r_{i2}.$$

Определим норматив L так, что при $r < L$ мы будем считать, что портфель неэффективен. Тогда можно рассчитать показатель эффективности инвестиций, опираясь на формулу (2) нахождения функций принадлежности.

Получим выражение

$$B = \begin{cases} 0, & L < r_{\min} \\ R \left(1 + \frac{1-\alpha}{\alpha} \ln(1-\alpha) \right), & r_{\min} \leq L \leq \bar{r} \\ 1 - (1-R) \left(1 + \frac{1-\alpha}{\alpha} \ln(1-\alpha) \right), & \bar{r} \leq L \leq r_{\max} \\ 1, & L \geq r_{\max} \end{cases} \quad (10)$$

Модель управления риском портфеля при фиксированном уровне ожидаемой доходности $\bar{r}$ будет достигать минимальных рисков в следующем случае: $\beta \rightarrow \min$, $r = \bar{r}$, или, как еще можно записать данное условие:

$$r \rightarrow \max, \beta = \text{const.}$$

При оценке доходности и риска ценных бумаг с фиксированным доходом будем рассматривать ценные бумаги, в которых часть данных нам известна [9]. Единственный параметр, носящий случайный характер, это котировка бумаг на рынке. Поэтому при анализе параллельно рассмотрим две составляющие цен: постоянную – тренд и случайную – шум. При рассмотрении шума будем считать, что это – случайный процесс с непрерывным временем, у которого μ есть 0, а СКО – $\sigma(t)$.

Возьмем как пример дисконтные облигации и векселя. Начнем с определения постоянной, рассматривая все процессы для непрерывного времени.

Пусть период обращения бумаги $[T_1, T_M]$, n – число интервалов, Δ – длительность интервалов, t – момент покупки бумаги.

При $\Delta \rightarrow 0$ найдем справедливую рыночную цену $C(t)$ и внутреннюю норму доходности r :

$$C(t) = N \cdot \exp\left(\frac{T_M - t}{T_M - T_1} r\right), \quad (11)$$

где $r = \ln \frac{N}{N_0}$.

Затем переходим к рассмотрению случайной составляющей – шуму, для нахождения которой вначале нам необходимо взять частную производную справедливой цены по внутренней норме. Чувствительность цены имеет нестационарный вид, убывая до 0 по мере приближения срока погашения бумаги. Поэтому будем искать СКО шума как

$$\sigma(t) = \sigma_0 \cdot \exp\left(-\frac{T_M - t}{T_M - T_1} r\right) \frac{T_M - t}{T_M - T_1}. \quad (12)$$

Полученный случайный процесс цен на бумагу обозначим как $H(t)$. Тогда его шум будет иметь вид $\varepsilon(t) = H(t) - C(t)$. Но этот шум имеет нестационарный вид. Необходимо привести его к стационарному с параметрами $\mu = 0$, СКО $= \sigma_0$:

$$\varepsilon^*(t) = \varepsilon(t) / \left\{ \exp\left(-\frac{TM-t}{TM-T_1} r\right) \frac{TM-t}{TM-T_1} \right\}. \quad (13)$$

Далее рассмотрим случайную величину доходности ценной бумаги:

$$R(t, T)|H(t) = \frac{H(t+T) - H(t)}{H(t)T} = \frac{C(t+T) - H(t) + \varepsilon(t+T)}{H(t)T}, \quad (14)$$

где T – период владения.

Однако заметим, что в данной формуле рыночная цена $H(t)$ выступает как известный параметр и не носит случайный характер, который приобретает лишь в будущем периоде $t + T$, где имеет нормальное распределение с матожиданием $C(t + T)$ и СКО $\sigma(t + T)$. В этом случае мы снова можем рассчитать параметры доходности для случайного процесса, матожидание и СКО соответственно:

$$\bar{R}(t, T)|H(t) = \frac{C(t+T) - H(t)}{H(t)T}; \quad (15)$$

$$\Theta(t, T)|H(t) = \frac{\sigma(t+T)}{H(t)T}. \quad (16)$$

Таким образом, современные реалии финансово-хозяйственной деятельности организации требуют изыскания дополнительных инструментов, в том числе из областей наук, ранее для этого не использовавшихся. Нечеткая логика позволяет эффективно решать задачи с ненадежными и слабо формализуемыми данными, а также является промежуточным звеном между искусственным интеллектом и традиционными методами.

Нечеткая логика использует лингвистические переменные, позволяющие описывать качественные, а не количественные факторы при моделировании процессов, систем, объектов. Все это дает преимущества применению fuzzy logic в финансовом секторе, где большая часть данных является слабо определенной и непрогнозируемой, т. е. носит возможный, а не вероятностный характер. Следует отметить, что в финансово-экономической сфере алгоритмы

нечеткой логики практически незаменимы, так как решают во многом уникальные для финансовой среды классы задач.

Список источников

1. Юшина К.С., Колесников А.Н., Антохина Ю.А. Применение теории нечетких множеств при анализе рисков инвестиционных проектов // XXI Междунар. конф. по мягким вычислениям и измерениям. СПб., 2018. Т. 2. С. 494–497.
2. Волкова Е.С., Гисин В.Б., Соловьев В.И. Методы теории нечетких множеств в кредитном скоринге // Финансы и кредит. 2017. Т. 23. № 35. С. 2088–2106.
3. Алексеев А.О., Алексеева И.Е. Процедуры нечеткого комплексного оценивания // XII Всерос. совещание по проблемам управления ВСПУ–2014. Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН. Москва, 16–19 июля 2014 г. М.: ИПУ РАН, 2014. С. 7884–7893.
4. Москвичева Н.В. Оценка рисков инвестиционных проектов с использованием методов нечеткой логики // Финансовая жизнь. 2021. № 1. С. 109–112.
5. Ваулин А.В. Оценка финансовых активов с помощью теории нечетких множеств // Международная и межрегиональная интеграция в условиях пандемии: экономические, социокультурные и правовые проблемы: Сб. науч. ст. Всерос. науч.-практ. онлайн-конф. с междунар. участием. Самара, 25 июня 2020 г. Самара: Самар. гос. экон. ун-т, 2020. С. 35–39.
6. Загибин Н.О., Ульянов С.В. Программная реализация нечеткой логики с лингвистическими переменными // Системный анализ в науке и образовании. 2021. № 1. С. 45–57.
7. Перепелица Д.Г. Изучение возможностей практического использования модели оптимизации инвестиционного портфеля с применением нечётких множеств на российском финансовом рынке // Интернет-журнал «Науковедение». 2016. Т. 8. № 5 (36). С. 51.
8. Ратушняк Г.Я., Суханова А.Г. Нечеткая оценка характера рынка ценных бумаг // Вестник МГИМО-Университета. 2015. № 2 (41). С. 259–264.
9. Мочалина Е.П., Иванкова Г.В. Влияние структуры портфеля на решения инвестора // Фундаментальные исследования. 2021. № 9. С. 38–44.

References

1. Yushina K.S., Kolesnikov A.N., Antokhina Yu.A., Application of the theory of fuzzy sets in the risk analysis of investment projects, International Conference on Soft computing and Measurements, 2018, vol. 2, pp. 494–497.
2. Volkova E.S., Gisin V.B., Solovyev V.I., *Finansy i kredit*, 2017, vol. 23, no. 35, pp. 2088–2106.
3. Alekseev A.O., Alekseeva I.E., Procedures of fuzzy complex estimation, XII All-Russian meeting on management problems of VSPU–2014, V.A. Trapeznikov Institute of Management Problems of the Russian Academy of Sciences, Moscow, July 16–19, 2014, pp. 7884–7893.
4. Moskvicheva N.V., *Finansovaya zhizn*, 2021, no. 1, pp. 109–112.
5. Vaulin A.V., Evaluation of financial assets using the theory of fuzzy sets, International and interregional integration in a pandemic: economic, socio-cultural and legal problems: Coll. of sci. art. of the All-Russian scientific and practical online conf. with international participation, Samara, June 25, 2020. Samara, 2020, pp. 35–39.
6. Zagibin N.O., Ulyanov S.V., *Sistemnyy analiz v nauke i obrazovanii*, 2021, no. 1, pp. 45–57.
7. Perepelitsa D.G., *Internet-zhurnal «Naukovedeniye»*, 2016, vol. 8, no. 5 (36), p. 51.
8. Ratushnyak G.Ya., Sukhanova A.G., *Vestnik MGIMO-Universiteta*, 2015, no. 2 (41), pp. 259–264.
9. Mochalina E.P., Ivankova G.V., *Fundamentalnyye issledovaniya*, 2021, no. 9, pp. 38–44.

Статья поступила в редакцию 27.03.22; одобрена после рецензирования 07.04.22; принята к публикации 08.04.22.

The article was submitted 27.03.22; approved after reviewing 07.04.22; accepted for publication 08.04.22.